



Atribución-NoComercial 2.5 Colombia (CC BY-NC 2.5)

La presente obra está bajo una licencia:

Atribución-NoComercial 2.5 Colombia (CC BY-NC 2.5)

Para leer el texto completo de la licencia, visita:

<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/2.5/co/>

Usted es libre de:



Compartir - copiar, distribuir, ejecutar y comunicar públicamente la obra

hacer obras derivadas

Bajo las condiciones siguientes:



Atribución — Debe reconocer los créditos de la obra de la manera especificada por el autor o el licenciante (pero no de una manera que sugiera que tiene su apoyo o que apoyan el uso que hace de su obra).



No Comercial — No puede utilizar esta obra para fines comerciales.

Investigación para realizar una política de crédito que disminuya, el riesgo de crédito, la mora mayor a 30 días y que impacte en menor medida la aprobación de tarjetas de crédito

**Camilo Andrés Peñaranda Saddy
Universidad Católica de Colombia**

Notas del Autor

Este Avance del Informe Final de Práctica se realizó por el estudiante Camilo Andrés Peñaranda Saddy con código: 3100028, para cumplir con los requerimientos Académicos pertinentes, habiendo sido su tutor asignado el Docente: Mauricio Soler
Correspondencia: capenranda28@ucatolica.edu.co

Bogotá D.C. Octubre 2019

Tabla de contenido

Informe final de Práctica

Introducción.....	5
Presentación	6
Planteamiento del problema.....	7
Objetivos del Informe	7
Objetivo general	7
Objetivos específicos.	7
Marco referencial.....	8
Marco Teórico.	8
Tarjetas de crédito.	9
Riesgo de Crédito	10
Probabilidad de incumplimiento	11
Exposición de incumplimiento.	12
Factores que determinan el riesgo de crédito.....	12
Marco Histórico	13
Descripción de la Entidad.....	18
Misión	18
Visión	19
Valores:.....	19
Objetivo de la Práctica.....	20
Síntesis de las funciones asignadas	20
Metodología empleada en la Investigación	21

Resultados	25
Conclusiones.....	35
Recomendaciones	36
Anexos	37
Bibliografía.....	43

Introducción

La siguiente investigación servirá para definir una política de crédito de crédito que disminuya, el riesgo de crédito, la mora mayor a 30 días y que impacte en menor medida la aprobación de tarjetas de crédito. Asimismo, entender el comportamiento del fenómeno del riesgo de crédito y de las variables que inciden en este.

La estimación y la medición del riesgo de crédito se torna de suma importancia para las entidades financieras dados los impactos negativos que este genera en el deterioro de las carteras del banco; para este caso, la cartera de consumo relacionada al portafolio de las tarjetas de crédito. Por lo tanto, es importante identificar, explicar y predecir este fenómeno del riesgo de crédito en las entidades financieras y mitigar los efectos de este en la cartera (deterioro de la cartera y aumento del gasto).

Para este fin, se realizarán dos modelos de clasificación: Uno predictivo y uno explicativo. El primero permitirá predecir el comportamiento del fenómeno del riesgo de crédito de los clientes con tarjetas de crédito; y el segundo, explicará dicho fenómeno. Cabe mencionar, que esta metodología fue expuesta y propuesta por el Departamento de analítica de riesgo de crédito del Banco Davivienda.

Por último, luego de los resultados empíricos de la investigación, se definirá dicha política respecto al objetivo principal de esta investigación que se mencionará posteriormente.

Presentación

La Práctica universitaria se realizó en Davivienda S.A, en el Departamento de riesgo de crédito: área de Analítica y Gestión de la información. Esta inició en enero diecisiete (17) de 2019 y finaliza en julio diecisiete (17) de 2019. Las funciones asignadas consisten en generar informes detallados para de los ejecutivos y otros usuarios con el fin de disminuir el tiempo de toma de decisiones.

Planteamiento del problema

Realizar una política de crédito que disminuyera la mora mayor a 30 y que impactara en menor medida la aprobación, dado el aumento del saldo de cartera del portafolio de tarjetas de crédito del Banco en los últimos 2 años.

Objetivos del Informe

Objetivo general

Realizar una política de crédito que disminuya la mora mayor a 30 días de mora, el riesgo de crédito y que impactara en menor medida la aprobación de tarjetas de crédito

Objetivos específicos.

- Determinar las variables que inciden en el riesgo de crédito y que impactan la aprobación crediticia.
- Analizar el impacto de los indicadores de riesgo de crédito.
- Generar un modelo predictivo y explicativo que permita la realización de políticas de crédito.

Marco referencial.

Marco Teórico.

Dado el contexto regional y económico en el que se encuentra Colombia, es necesario recurrir a autores y literatura actual que busque una mayor aproximación al fenómeno del riesgo de crédito que puede ser único y propio de economías emergentes, no homogenizando los resultados ni los modelos ya propuestos por otros autores internacionales, aplicados a economías con características diferentes que no se ajustan a las realidades de economías emergentes, como la colombiana. Por eso, para esta investigación, se enfatizará en autores e investigaciones regionales.

La buena dinámica económica presentada por Colombia en la última década, por hacer solamente una referencia temporal, ha permitido, además de haber incentivado, la entrada de diferentes actores en la economía y en el mercado de las tarjetas de crédito, al punto que tanto las entidades previamente existentes, los grandes conglomerados internacionales y pequeñas sociedades que surgen para complementar el sector financiero nacional, avancen cada día en la captura progresiva de los mercados objetivos del país. Sin embargo, cada vez es mayor la incertidumbre en el sector financiero, así como el nivel de competencia entre participantes, que sumado a la exigencia de los consumidores y la volatilidad de los mercados financieros requiere de estrategias elaboradas con mayor asertividad, que traigan una alta efectividad y cuyos resultados se traduzcan en beneficios para las Empresas

Tarjetas de crédito.

En la actualidad la tarjeta de crédito se ha convertido en una herramienta de consumo para un sector del mercado que la utiliza para el pago diario de bienes o servicios.

Por definición, la Tarjeta de Crédito es un contrato por el cual la entidad financiera concede una apertura de crédito, de tipo rotatorio, con una cuantía determinada, a favor de un solicitante o un cliente determinado que puede ser una persona natural o jurídica y, no tienen colateral. Para este caso particular, el informe investigativo solo se centrará en personas naturales. (BBVA, 2019)

El primer paso para entender cómo funciona una tarjeta de crédito es saber en qué consiste exactamente. Y es que hay diferentes tipos de ‘plásticos’ en circulación. Los más comunes son las tarjetas de débito y crédito. La diferencia principal es que, en la primera, los pagos se cargan directamente y sobre todo de forma más o menos inmediata a la cuenta bancaria del titular, mientras que en la segunda el pago suele aplazarse en el tiempo (un mes en la mayoría de los casos). De esta forma, las tarjetas de crédito, como su propio nombre indica, son una fórmula de obtener un dinero que todavía no está en la cuenta corriente del usuario pero que se supone que estará en el momento del cobro. Es como si el banco o la entidad emisora adelantasen al titular un dinero que se supone que obtendrá en el corto plazo. (BBVA, 2019).

El funcionamiento general de las tarjetas es relativamente sencillo desde un punto de vista teórico. La entidad bancaria o emisora de la tarjeta pone a disposición del titular del ‘plástico’ un dinero al que éste puede acceder libremente. Se trata de una especie de ‘préstamo’ por un periodo determinado hasta el **periodo de liquidación**, generalmente a un mes vista. Es decir, el usuario puede hacer sus compras y al final de mes la entidad le

cargará todos los gastos que haya realizado. Si la cuenta corriente dispone de fondos se mantendrá el crédito y no habrá que pagar ningún tipo de comisiones ni intereses – En el caso colombiano sí se genera un tipo de interés -, pero en caso contrario es cuando entra en funcionamiento el mecanismo de préstamo de la tarjeta con sus intereses y comisiones. (BBVA, 2019)

La aprobación en tarjetas de crédito depende un conjunto de variables y políticas propias de cada entidad financiera, que se deben considerar en el momento de que la entidad financiera, otorgue o no, la colocación crediticia de carácter rotatorio al solicitante. Esto, con el fin de disminuir el riesgo de crédito.

Riesgo de Crédito

El riesgo se define como un conjunto de eventos aleatorios, pero medibles estocásticamente, que pueden tener un impacto adverso sobre un ente. Sin embargo, el riesgo de crédito está definido como la incapacidad o el no deseo de un deudor de pagar, tanto la obligación principal como los intereses de esta, que ha contraído con su acreedor (Gómez, 2007).

De tal forma que, el riesgo de crédito se convierte en la incertidumbre más significativa de las entidades financieras en consecuencia de su actividad, y esta es la pérdida potencial por incumplimiento que asume la contraparte respecto a las obligaciones financieras adquiridas. En la actividad bancaria los conceptos de riesgo y crédito son inseparables. (Romero, 2003).

En coherencia con su actividad económica, los bancos ofrecen los créditos bajo un principio de garantía moral, ya que, sin ésta no hay crédito. Este principio se concreta

cuando la entidad financiera concede u otorga dinero a sus clientes, con el objetivo de recuperar el importe prestado. No obstante, para dichas entidades, no es suficiente recuperar el dinero prestado, sino que, además, deberá obtener un rendimiento en consecuencia de su función de intermediario y por asumir un riesgo de crédito.

Para Romero (2003), el riesgo de crédito bancario se puede clasificar en dos criterios: tipo de operación y tipo de cliente. Para fines de esta Investigación sólo se tendrá en cuenta el criterio de tipo de cliente usuario de tarjetas de crédito.

Por lo tanto, para Gómez (2007), el riesgo de crédito es el factor más importante que enfrenta el sistema financiero, dada su actividad económica, y este debe ser monitoreado y medido de manera eficiente, y de acuerdo con las características de la economía y del momento del ciclo económico. Por tal motivo, es primordial hallar los determinantes de probabilidad de incumplimiento, la probabilidad de incumplimiento y la exposición del banco con cada cliente de las pérdidas, dado el incumplimiento, para este caso del segmento de las tarjetas de crédito.

Probabilidad de incumplimiento

Es la probabilidad que se presente el no cumplimiento de una obligación de pago, el rompimiento de un acuerdo en el contrato de crédito o el incumplimiento económico. La probabilidad de incumplimiento de los créditos de la cartera, está relacionada con el comportamiento de los indicadores de cartera vencida e improductiva por altura de la mora en días. (Gómez, 2007).

Exposición de incumplimiento.

Gómez (2007), lo define como la incertidumbre respecto a los montos futuros en riesgo. Por lo tanto, el crédito debe amortizarse de acuerdo con las fechas establecidas de pago y de esta manera será posible conocer anticipadamente el saldo restante a una fecha determinada, salvo algunas excepciones que no cuentan con estas consideraciones para la estimación del riesgo, las cuales no se tomaran en cuenta para esta investigación.

Factores que determinan el riesgo de crédito.

Gómez (2007), considera que, para conocer las probabilidades de pérdida, se deben conocer los factores de diversa índole que influyen en el riesgo de crédito. Estos factores son heterogéneos y - aunque existen algunos de carácter general - se individualizan por tipo de cliente. La calidad de la cartera del segmento de las tarjetas de crédito, estará dada por el nivel de riesgo de crédito, que depende de dos factores:

- Factores internos: depende de la administración propia y/o capacidad de los ejecutivos de cada ente económico. Entre los factores internos están: el volumen de crédito y las políticas de crédito.
- Factores externos: no dependen de la administración, sino de los comportamientos macroeconómicos y sus variaciones. (Gómez, 2007),

Marco Histórico

Para determinar una política de crédito que disminuya, el riesgo de crédito, la mora mayor a 30 días y que impacte en menor medida la aprobación de tarjetas de crédito, se deben identificar las variables de los usuarios de tarjetas de crédito del Banco Davivienda que explican la situación. Estas variables se contemplan en los registros de cada solicitud de crédito. Las variables que se escogieron para determinar cuál política deberían implementarse - y entiéndase como política eliminar o agregar nuevas variables-, se determinaron con anterioridad por un equipo multidisciplinar del área del banco Davivienda, encargada de la información y analítica de riesgo de crédito.

Según el comportamiento de los registros de cada variable asignado a un cliente y por número de obligación, durante una ventana de tiempo de 2 años, se asignó un valor cualitativo entre “0” y “1”; donde 0 es: “no riesgoso- bueno-” y 1 es: “tiene riesgo de crédito – malo-”. La manera de asignación de esta variable a cada obligación y cliente se hizo de manera confidencial y está ya estipulada como variable dentro de los parámetros de cada cliente y obligación.

Determinar cualquier política objetiva, precisa del uso de herramientas predictivas explicativas. Sin embargo, la estipulación de que metodología debería usarse ya se estipuló de antemano, en conjunto, por el Departamento de analítica del Banco para definir dicha política. El Departamento precisó, que el conjunto de datos y variables que deben ser las que expliquen y sirvan como *input* – variables de entrada para un modelo predictivo –, deben ser las siguientes, establecidas y definidas por el banco; sin embargo, estas, serán llamadas de manera diferente, ya que las políticas de confidencialidad del banco lo estipulan así – *Habeas Data y protección de la información propia del banco*- , al igual

que conversiones realizadas en los ingresos de las personas y aproximaciones de los mismo como “Ingresos USD”. No obstante, los resultados de los modelos servirán para la toma de decisiones y la definición de políticas de crédito.

Las variables que determinan las implementaciones de políticas y explican el fenómeno del riesgo de crédito son las siguientes, según criterios del Departamento de analítica del banco, son explicadas en la siguiente tabla:

Variable	Definición
Ingresos USD	Esta variable corresponde a los ingresos registrados por los clientes del banco al momento de tomar un crédito – tarjetas de crédito para este caso-, con la cual se evalúa la capacidad endeudamiento y el monto crediticio de cada cliente.
Edad	Es la edad registrada correspondiente a cada cliente en las bases de datos.
Estado civil	Condición de una persona según el registro civil en función de si tiene o no pareja y su situación legal respecto a esto: Soltero, unión libre, otro, casado, divorciado.

Antigüedad Laboral /Experiencia Actividad	Es el tiempo registrado por cada cliente en las bases de datos, correspondiente al tiempo (Meses) de experiencia en una actividad laboral.
Tipo de Vivienda	Corresponde al registro por cada cliente en las bases de datos, del tipo de posesión sobre la vivienda en la que habita: Rentada, familiar o propia.
Ocupación	Es la ocupación laboral registrada por cada cliente en la base de datos que corresponde a si es: empleado, independiente o pensionado.
Número de hijos	Es la cantidad de hijos registrados en las bases de datos correspondientes a cada cliente.
Endeudamiento	Es la razón de endeudamiento estimada por el banco asignada a cada cliente en los registros de las bases de datos.
Score Bureau	resume en un puntaje todos elementos que afectan el nivel de riesgo crediticio de una persona o cliente. No solamente el

	<p>pagar o no las obligaciones afecta este score o puntaje de crédito, otros factores como experiencia crediticia, utilizaciones y cupos disponibles en las tarjetas de crédito, saldos y cuotas de los créditos, aperturas recientes de productos, diversidad de un portafolio, número de productos abiertos y cerrados, cupos disponibles en rotativos, entre otros, también son incluidos en el cálculo del score. Tanto tu situación actual como el comportamiento histórico son tenidos en cuenta en el cálculo de este Score.</p>
Género	<p>Tipo de genero registrado por cada cliente en las bases de datos el cual puede ser:</p> <p>Mujer u Hombre</p>
Malo	<p>Esta es la variable objetivo o explicada asignada a cada cliente que toma el valor de 0, cuando es buen cliente, es decir que su comportamiento crediticio es poco riesgoso, y 1, cuando es mal cliente, es decir, un cliente con riesgo de crédito.</p>

	Esta asignación en los registros por cada cliente, es confidencial dadas las políticas del banco, y se generó como medida para estimar modelos predictivos y explicativos de clasificación en departamento de analítica.
--	--

Fuente: Elaboración propia

Descripción de la Entidad

Davivienda S.A. es una Empresa referente importante en el sector financiero del país. Hace parte del Grupo Empresarial Bolívar, que por más de 75 años ha acompañado a las personas, a las familias y a las empresas en el cumplimiento de sus objetivos.

Es una empresa reconocida por el manejo único de su imagen a través de la comunicación convirtiéndolos en una de las 5 marcas más valiosas y el primer banco en recordación publicitaria de Colombia.

Su portafolio integral de productos y servicios atiende las necesidades de personas, empresas, sector rural, minería y energía, con innovación constante y ofertas exclusivas para cada segmento.

Es un banco exclusivo en Colombia para el manejo de las tarjetas Diners. Cuenta con un equipo de más de 17.000 personas para servir a más de 10 millones de clientes a través de 725 oficinas, asimismo, con alrededor de 2.600 ATM'S a nivel regional.

Además de Colombia, tiene operaciones en Panamá, Costa Rica, Honduras, El Salvador y Miami, en los Estados Unidos.

Misión

Generar Valor para nuestros accionistas, clientes, colaboradores y terceros relacionados, apoyados en las siguientes destrezas:

- Conocimiento del Cliente.
- Manejo del Riesgo.
- Tecnología y Procesos.

- Innovación.
- Sinergia Empresarial.
- Conocimiento del Negocio.
- Manejo Emocional de las relaciones.

Visión

Ser reconocida como líder en el sector financiero en calidad del servicio y ofrecimiento de productos que agreguen valor a nuestros clientes; a través de procesos eficientes, seguros e innovadores, alineados con la cultura organizacional del Grupo Empresarial Bolívar.

Valores:

- Enriquecemos la vida con integridad
- Innovamos con pasión
- Nos asociamos para el éxito mutuo
- Competimos para ganar

Objetivo de la Práctica

Aplicar y enriquecer los conocimientos adquiridos en la Academia, dar inicio al ejercicio laboral y profesional, con el objetivo de lograr una formación por competencias.

Síntesis de las funciones asignadas

Generar informes detallados para disminuir el tiempo en la toma de decisiones de los ejecutivos de la dirección de riesgo de crédito y otros usuarios.

Metodología empleada en la Investigación

El énfasis de esta investigación está centrado en predecir mediante un modelo de analítica predictiva y un modelo explicativo de clasificación, las variables que inciden en el riesgo de crédito, la mora mayor a 30 días de los clientes y el impacto de estas en la aprobación de tarjetas de crédito, con el fin de definir una política de crédito, que disminuya y mitigue estos efectos. Así mismo, la Investigación permitirá observar y caracterizar la realidad del comportamiento de la cartera de tarjetas de crédito en un periodo no mayor a dos años, asociadas a Davivienda, respecto al riesgo de crédito en que pueden incurrir y el impacto en la aprobación de tarjetas de crédito. De las mismas, se hizo un análisis por cliente y obligación de acuerdo con las variables mencionadas previamente, en las bases de datos, suministradas por el banco Davivienda. Seleccionando para ello, personas y obligaciones en un periodo de dos años, para luego – por último - una descripción del comportamiento respecto a la evolución de la cartera y sus indicadores. Para la estimación del modelo, se realizará una prueba sobre una base de datos de 22060 personas con tarjeta de crédito de Davivienda, generadas durante dos años. Posteriormente, con base en los resultados obtenidos y en las variables de la base de datos suministrada por el banco Davivienda para determinar una política de crédito, se estableció un árbol de decisión el cual es un método usado en distintas disciplinas como modelo de predicción. Este es similar a diagramas de flujo, en los que llegamos a puntos en los que se toman decisiones de acuerdo a una regla. (James, G., Witten, D., Hastie, T., & Tibshirani, R. , 2013).

Un árbol de clasificación es muy similar a un árbol de regresión, excepto que es una clasificación. Se usa para predecir una respuesta cualitativa en lugar de una cuantitativa.

Para un árbol de clasificación, predecimos que cada observación pertenece a la clase de entrenamiento más común observada en la región a la que pertenece. Al interpretar los resultados de un árbol de clasificación, no solo interesa la predicción de clase correspondiente a una región de nodo terminal particular, sino también en la clase de proporciones entre las observaciones de entrenamiento que caen en esa región. (James, G., Witten, D., Hastie, T., & Tibshirani, R. , 2013).

Este modelo cuenta con una variable discreta, por lo cual el árbol de decisión será de clasificación; expresado en términos de una variable dicotómica, la cual permite validar – mediante regresiones probabilísticas por cada rama que se genere según el conjunto de datos y las variables, de manera binomial - la consistencia del modelo, en el cual no se presenta supuestos, pues el modelo obedece a un algoritmo de clasificación predictivo, en el cual, aunque los datos presenten algún tipo de sesgo, la predicción será el resultado importante y la lectura de esta. Sin embargo, el modelo será consistente siempre y cuando los datos se encuentren balanceados, por lo cual, con anterioridad a la estimación de los modelos, de se realizará un balanceo de muestra simple aleatorio, para que el modelo sea consistente en la clasificación de cada nivel y el algoritmo se ajuste a una predicción objetiva, balanceada y con significancia en sus variables; estas, depuradas y transformadas. (Trevor Hastie, 2013, pág. 308)

La variable objetivo para la predicción es dicotómica, es de carácter cualitativo, siendo esta la variable dependiente que puede tomar el valor de 0 o 1, según corresponda, en relación con las variables que determinen su valor para evaluar el riesgo de crédito posible para cada obligación y cliente. Las variables input o de entrada son de carácter cuantitativo

y cualitativo, ya que son las variables con las que se determina que cliente es bueno (no hay riesgo de crédito) o es malo (hay riesgo de crédito).

1 - si el cliente tiene riesgo de crédito.

0 - si el cliente no implica riesgo.

Asimismo, se realizó una modelo de clasificación – *modelo de regresión logístico*– con el cual se buscó explicar el riesgo de crédito en las tarjetas de crédito.

Al igual que con el modelo predictivo anteriormente mencionado, este contará de una con las mismas condiciones: una variable dicotómica endógena y unas variables explicativas anteriormente mencionadas. (Trevor Hastie, 2013, pág. 119)

En el diseño de la investigación, una variable dicotómica, se utiliza a menudo para distinguir a diversos grupos de variables, en el caso más simple, con valores 0 y 1. Las variables dicotómicas son útiles porque permiten utilizar una sola ecuación de la regresión para representar a grupos múltiples y una clasificación. (Toro, Palomo, 2014).

Posteriormente, se aplicó estadística descriptiva que permitió obtener información simplificada para analizar e interpretar de manera más sencilla y rápida. Y poder hacer uso de esta de forma eficaz para el fin de esta investigación. Se utilizaron principalmente medidas de tendencia central, las cuales sirvieron como puntos de referencia para corroborar y comparar los resultados obtenidos. Asimismo, tendencias del comportamiento de la cartera mayor a 30 días como indicador de la cartera en mora:

$$\text{Indicador mora} > 30 \text{ días} = \frac{\text{Saldo} > 30 \text{ días}}{\text{Saldo total corte}}$$

Y el comportamiento de la cartera del portafolio de tarjetas de crédito de los últimos dos años. El comportamiento y los resultados de este indicador permitirán evaluar el impacto de la política en la cartera y en este mismo que se determinará a través de los resultados de los modelos.

Por lo tanto, un árbol de clasificación se convierte en una alternativa al análisis tradicional de clasificación o la predicción tradicional (regresión). Entre las ventajas de este árbol, se puede destacar su robustez a *valores* atípicos, la invarianza en la estructura de sus ramas de clasificación a transformaciones monótonas de las variables independientes, y, sobre todo, su interpretabilidad. (Trevor Hastie, 2013, pág. 309)

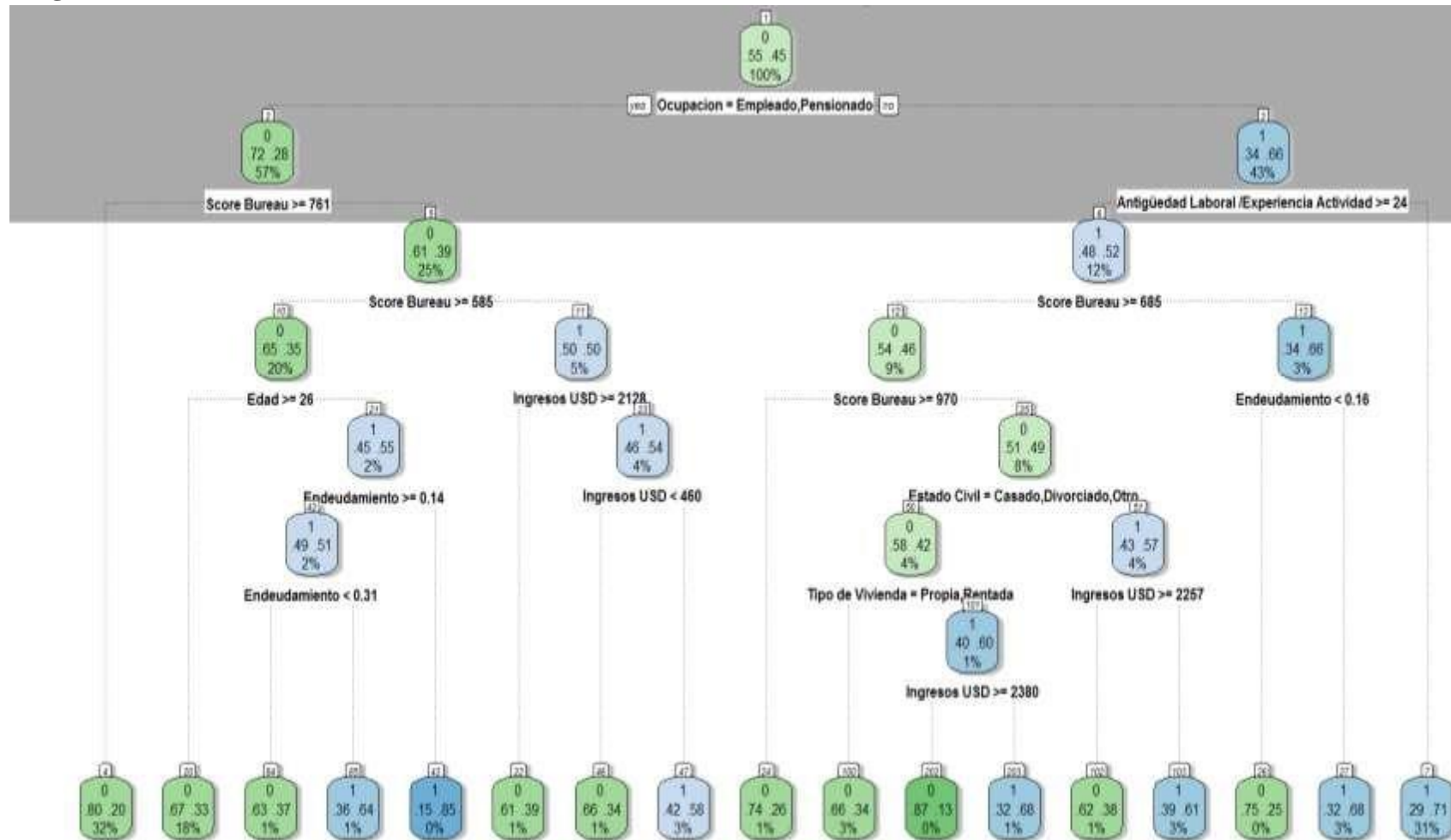
La estimación de los modelos, gráficas, resultados y la aplicación de estadística descriptiva, se realizó en el programa RStudio el cual es un Software para el análisis estadístico de datos, ciencia de los datos, generación de gráficos, la gestión de datos y el intercambio de estos. Este software es de uso gratuito y libre.

Resultados

El árbol de clasificación – Diagrama 1- , en términos generales, muestra la condición de cada variable respecto a la variable objetivo – “*Malo*”-, para que esta se cumpla o no se cumpla; “1” o “0”, respectivamente. Cada nodo representa el peso de la rama que cumple o no con la condición establecida. Asimismo, dentro de las ramas se encuentra las probabilidades condicionadas respecto a la variable dependiente (“*Malo*”) al caer en cada nodo.

Como muestra el diagrama 1, en el caso del nodo 3 – *actividad laboral/ experiencia actividad mayor o igual a 24 meses* -, y en relación con el nodo 1, el 43% de la muestra poblacional de los clientes que tienen tarjetas de crédito, se ubica en este nodo. Siendo el nodo con el mayor peso donde no se cumple la condición establecida entre el nodo 1 y el nodo 3. De tal manera que, la proporción de clientes ubicados en esta clasificación (*actividad laboral/ experiencia actividad mayor o igual a 24 meses*), el 34% son buenos clientes y el 66% no lo son, por lo tanto, el 66% de esta clasificación tendrán un riesgo de crédito significativo. Asimismo, al no cumplir con la condición del primer nodo, se asume que serán personas con *actividad laboral/ experiencia actividad menor a 24 meses* y con una ocupación que sea independiente. Por lo tanto, la decisión generada por el árbol, recae sobre el nodo con mayor peso en cuanto al no cumplir con la condición establecida entre los nodos con los que se relaciona.

Diagrama 1. Árbol de decisiones (Árbol de clasificación)



Fuente: Elaboración propia (RStudio)

No obstante, el diagrama 1, muestra que los buenos clientes, es decir, no poseen riesgo de crédito significativo (“*Bueno*”; “0”), son clientes empleados y pensionados con un *Score Bureau- Nodo 2- mayor* o igual a 761. Los clientes ubicados en esa clasificación son del 57% de la muestra poblacional de los clientes con tarjetas de crédito, donde, el 72% son buenos clientes, es decir, con un riesgo de crédito bajo, y el 28% de los clientes, con un *Score Bureau* mayor o igual a 761, tiene riesgo de crédito.

El diagrama también muestra, que, en ninguna de sus clasificaciones, los “*Ingresos USD*” tienen un peso significativo dentro la decisión del *árbol*, aunque siempre se cumple con la condición de la clasificación – tener *Ingresos USD*-, este peso dentro la decisión del *árbol* no supera el 5% en cada nodo en el que se relaciona. De igual manera sucede con la clasificación: “*Endeudamiento*”, pues en ningún caso, el peso de esta clasificación relacionada con otros nodos, supera el 3%.

Por otra parte, la “*edad*”, muestra el diagrama 1, se relaciona directamente y únicamente con el “*Score Bureau*” en sus nodos de clasificación. En esta clasificación, “*Edad mayor o igual a 26 años*” – *nodo 10-* , el 20 % de los clientes, tiene esta clasificación, y el 65% de estos, tiene bajo riesgo de crédito, mientras que el 35% de las personas con una edad mayor o igual a 26 años, tienen riesgo de crédito significativo. Los clientes ubicados en esta clasificación: “*Edad mayor o igual a 26 años*”, cuentan con un *Score Bureau mayor o igual a 585 puntos*.

El *tipo de vivienda*, el *estado civil*, tiene un peso poco significativo para la decisión del *árbol*, dado que la relación de estas clasificaciones con otros nodos -cumpliéndose o no la condición con los otros -, no es significativa en proporción de los clientes que se

ubican en estas clasificaciones. Estos pesos son del 4% y 8% respectivamente. Asimismo, la relación entre clientes buenos y malos en proporción, son muy similares.

La tabla 1, muestra los riesgos de crédito por clasificación medidos de manera marginal en un modelo logístico de clasificación. Se observa en los resultados, que un cliente del banco, que tenga como ocupación: *pensionado*, tendrá 24% menos riesgo de crédito, que una persona con ocupación independiente, la cual tendrá casi 4 veces más riesgo de crédito siempre y cuando las demás variables se mantengan constantes. Asimismo, por cada punto porcentual (1%) que aumente el índice de endeudamiento de un cliente del banco, el riesgo de crédito aumentara en una casi 2%; siempre y cuando las demás variables se mantengan constantes.

No obstante, cualquier aumento en el *Score Bureau*, significa una disminución del riesgo de crédito. En otras palabras, ante un aumento marginal de un punto en el *Score Bureau*, habrá una disminución de casi 2% del riesgo de crédito de un cliente; siempre y cuando las demás variables se mantengan constantes. Asimismo, un aumento en la edad de un cliente en un año, significa una disminución en el riesgo de crédito, de casi un 1%, siempre y cuando lo demás, se mantenga constante. De igual manera sucede con *Antigüedad Laboral /Experiencia Actividad*, ante un aumento de un mes en esta variable, el riesgo de crédito disminuirá en un casi 2% siempre y cuando lo demás se mantenga constante.

Las variables, *Estado civil* y *tipo de vivienda*, fueron descartadas del modelo, pues no eran significativas, y al sacarlas, generaron un mayor ajuste en AIC (11296), lo que permite estimar que el modelo es consistente.

Tabla 1. Riesgo de crédito por clasificación en las tarjetas de crédito.

Clasificación	Riesgo de Crédito (Marginal)
-Ingresos USD (+1 USD)	-0,01%
-Edad (+1 año)	-0,90%
-Endeudamiento (+1%)	1,95%
-Ocupación Pensionado	-24,30%
-Ocupación Independiente	380,08%
-Score Bureau (+1 Punto)	-1,83%
-Antigüedad Laboral /Experiencia Actividad (+1 mes)	-1,86%

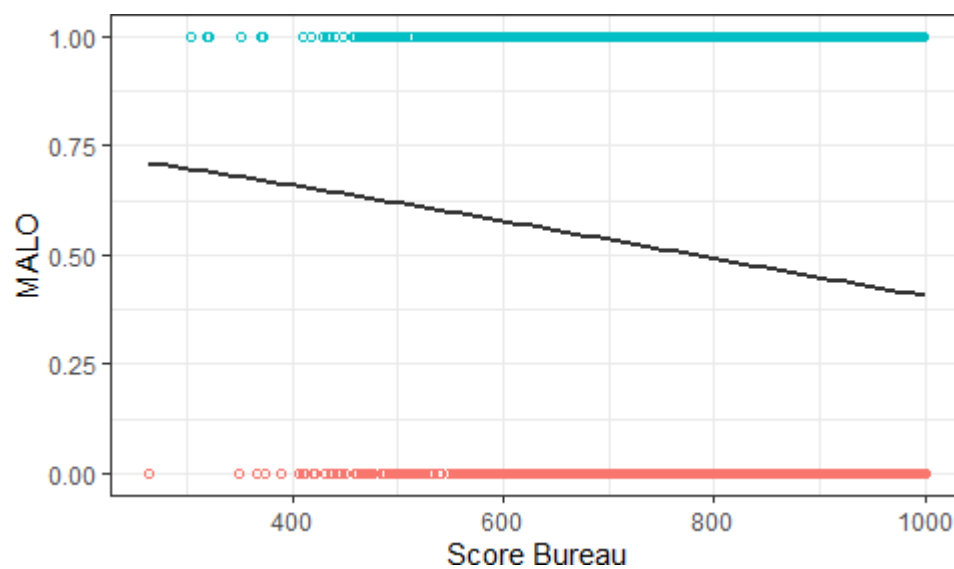
Fuente: Elaboración propia

Sin embargo, las clasificaciones más significativas dentro del modelo para su estimación, son: *Score Bureau* y *Ocupación*. De tal forma, que para explicar el comportamiento de riesgo de crédito ante aumentos en el *Score Bureau* de los clientes del banco, se estima, que ante aumentos en el *Score Bureau*, como se mencionó anteriormente, el riesgo de crédito será menor como lo muestra la gráfica 1. De igual manera sucede con la variable explicativa: *Antigüedad Laboral /Experiencia Actividad*. Sin embargo, cuando un cliente tenga pocos meses de *Antigüedad Laboral /Experiencia Actividad*, el riesgo de crédito es mayor, como se ve en la gráfica 2.

No obstante, el diagrama 2, muestra que la mayor concentración de clientes malos – Con riesgo de crédito significativo (Malo; igual a 1) – se encuentra con una media de *Score Bureau*, inferior a los 800 puntos, y con una *ocupación* de independientes. Sin embargo, el mismo diagrama, muestra que la menor concentración de clientes malos, se

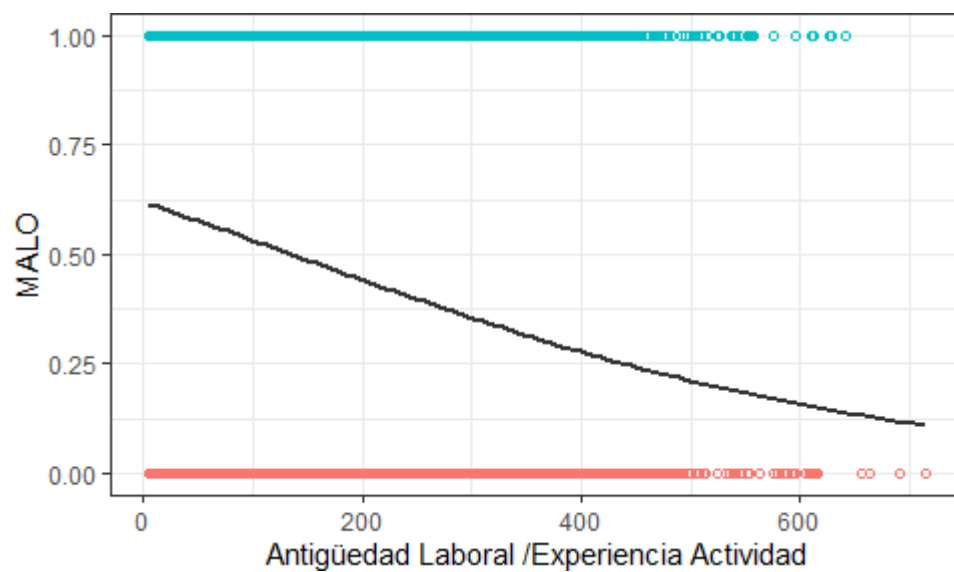
encuentra con una *ocupación* de pensionados, estos, con una media de *Score Bureau* inferior entre los 700 y 800 puntos.

Gráfica 1. Riesgo de crédito vs Score Bureau



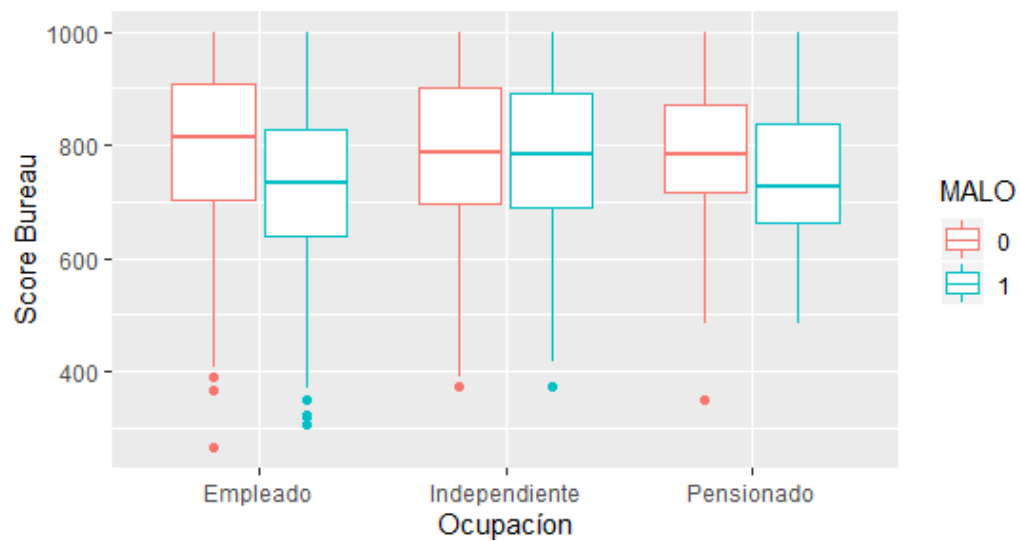
Fuente: Elaboración propia (RSudio)

Gráfica 2. Riesgo de crédito vs Antigüedad Laboral



Fuente: Elaboración propia (RSudio)

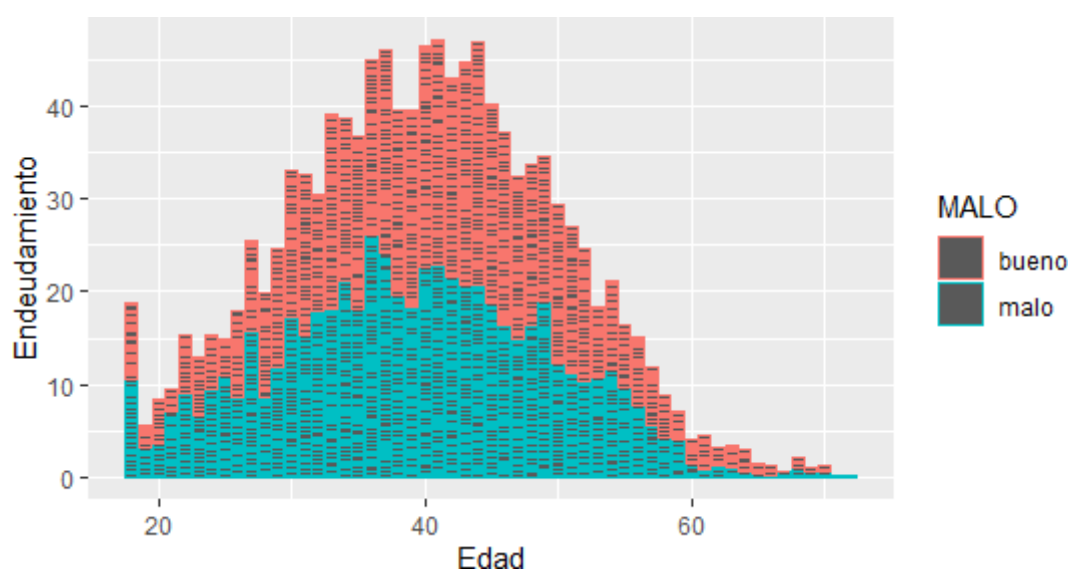
Diagrama 2. Diagrama de caja: Score Bureau vs Antigüedad Laboral



Fuente: Elaboración propia (RSudio)

Por otra parte, la gráfica 3, muestra como en una relación entre la *edad* y el endeudamiento de los clientes, la mayoría de clientes malos, es decir, con riesgo significativo de crédito, se ubican entre los 30 y 50 años, con un nivel de endeudamiento inferior al 25%. Por otra parte, los buenos clientes – con bajo riesgo de crédito- se ubican en el mismo rango de edad, pero con niveles de endeudamiento superiores al 20%, en promedio, llegando en algunos casos, hasta casi el 50% de nivel de endeudamiento.

Gráfica 3. Edad vs Endeudamiento por Riesgo de crédito

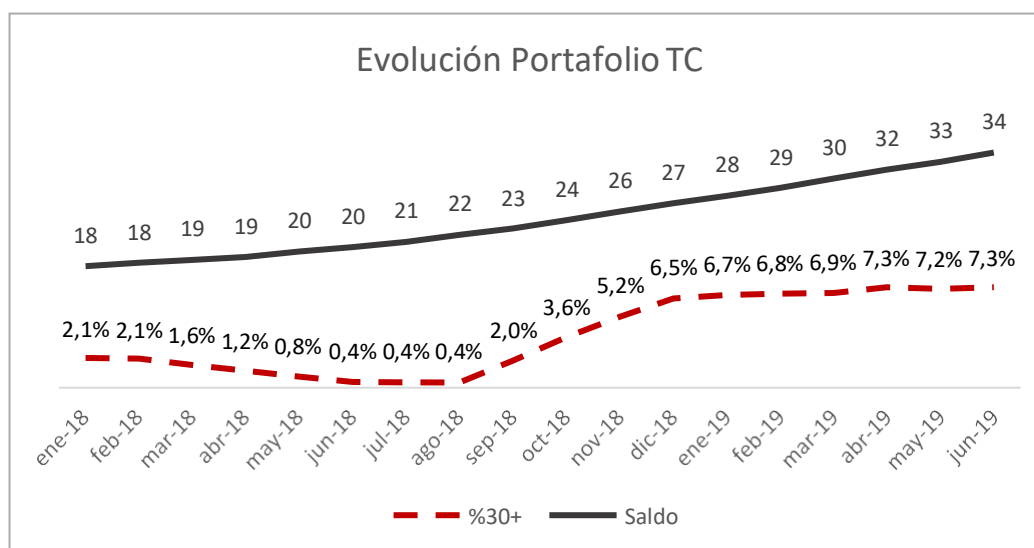


Fuente: Elaboración propia (RSudio)

En una relación entre los ingresos de las personas – *Ingresos USD* – y su Score crediticio – *Score Bureau* -, no existe ninguna relación que pueda explicar el comportamiento del *Score Bureau*, y el riesgo de crédito de los clientes, como lo muestra el grafico 5.

Por último, el comportamiento de la cartera del portafolio de tarjetas de crédito ha venido presentando un crecimiento a lo largo de estos dos últimos años, llegando a 34 billones de pesos en el mes de junio. Asimismo, el indicador de cartera mayor a 30 días, también viene creciendo, siendo este, un indicador de riesgo de crédito, el cual se ubica en el mes de junio en un 7,3% del total de la cartera; como se observa en el grafico 4.

Gráfica 4. Evolución saldo cartera tarjetas de crédito e indicador mora >30 días (Cifras en Billones)



Fuente: Elaboración propia (Excel)

Gráfica 5. Ingresos USD vs Score Bureau por Riesgo de crédito



Fuente: Elaboración propia (RSudio)

Conclusiones

Con los resultados obtenidos de la investigación para definir una política de crédito que disminuya, el riesgo de crédito, la mora mayor a 30 días y que impacte en menor medida la aprobación de tarjetas de crédito, se identificó que los clientes con una antigüedad laboral /experiencia laboral menor a 24 meses y, cuya ocupación sea independiente, asumen un mayor riesgo de crédito – significativo en términos relativos-, respecto a las demás ocupaciones con una antigüedad laboral /experiencia laboral mayor o igual a 24 meses.

Otro de los aspectos a resaltar, según los resultados obtenidos, es que los clientes con un riesgo de crédito menor – poco significativo en términos relativos-, son clientes empleados y pensionados con un *Score Bureau* mayor o igual a 761.

Asimismo, cualquier aumento que se genere el en *Score Bureau* de un cliente representa una disminución del riesgo de crédito para este. Sin embargo, los clientes que representan un menor riesgo de crédito para la compañía son las personas *pensionadas*.

Por el contrario, los clientes que representan un mayor riesgo de crédito, y explican con mayor significancia el riesgo de crédito en los clientes, son las personas con una ocupación independiente; como se explicó anteriormente – un gran volumen de riesgo de crédito asume este tipo de clientes en términos relativos -.

No obstante, como con el caso del aumento del *Score Bureau* en los clientes, cualquier aumento en meses de experiencia y actividad laboral de un cliente, disminuye el riesgo de crédito en estos.

Los modelos expuestos en este trabajo constituyen una herramienta para la entidad financiera, el cual servirá para identificar y predecir potenciales causales de aumentos significativos en el riesgo de crédito y definir políticas de crédito para contrarrestar estos efectos que, al ser implementadas hacen más efectivo el proceso de aprobación de tarjetas de crédito en clientes. Los análisis cualitativos transversales de la entidad financiera, permiten tener alarmas tempranas de aumentos significativos del riesgo de crédito que permiten tomar acciones concretas contra este fenómeno.

Recomendaciones

Dadas las conclusiones anteriores respecto a los resultados de la investigación y, para alcanzar el objetivo planteado para esta investigación, se propone negar personas cuya ocupación sea independiente con una antigüedad o experiencia laborales menor a 24 meses. De tal forma que, la negación de las personas con la anterior descripción, puede ser una política de crédito que mitigue el riesgo de crédito, la mora mayor a 30 días de los clientes y un menor impacto en la aprobación de las tarjetas de crédito.

Anexos

Anexo 1. Resultados descriptivos de los datos

# Solicitud	#Obligación	Ingresos USD	Edad
Min. : 1	Min. :201500001	Min. : 350	Min. :18.00
1st Qu.: 3994	1st Qu.:201503994	1st Qu.: 821	1st Qu.:32.00
Median : 7762	Median :201507762	Median :1464	Median :40.00
Mean : 8857	Mean :201533908	Mean :1530	Mean :39.51
3rd Qu.:13183	3rd Qu.:201613183	3rd Qu.:2125	3rd Qu.:47.00
Max. :22472	Max. :201622472	Max. :4607	Max. :72.00
Estado Civil	Antigüedad Laboral /Experiencia	Actividad	Tipo de

Vivienda

Length:3928	Min. : 6.0	Length:3
928		
Class :character	1st Qu.: 15.0	Class :c
haracter		
Mode :character	Median : 86.0	Mode :c
haracter		
	Mean :138.6	
	3rd Qu.:237.0	
	Max. :714.0	

Ocupación Número Hijos Endeudamiento Score Bureau Length:3928 Min. :0.000 Min. :0.1000 Min. : 265

Class :character	1st Qu.:1.000	1st Qu.:0.2346	1st Qu.: 684	Mode
:character	Median :2.000	Median :0.2995	Median : 785	
	Mean :2.274	Mean :0.3034	Mean : 782	3rd
	Qu.:3.000	3rd Qu.:0.3695	3rd Qu.: 887	Max.
	:8.000	Max. :0.6000	Max. :1000	

Genero

Length:3928	bueno:1964	Class
:character	malo :1964	Mode
:character		

Anexo 2. Interpretación modelo Logit

(Intercept)	0.5637001	`Ingresos USD`	0.9998841	Edad	0.9910343
Endeudamiento	1.0195271	`Score Bureau`	0.9781804	OcupaciónIndependiente	4.8008081
OcupaciónPensionado	0.7569715				

Anexo 3. Prueba ANOVA

Anova

ANOVA

====

Analysis of Deviance Table

Model: binomial, link: logit

Response: MALO

Terms added sequentially (first to last)

	Df	Deviance	Resid. Df	Resid. Dev	Pr(>Chi)
NULL			2748	3810.8	
Ingresos.USD	1	2.969	2747	3807.8	0.08488 .
Edad	1	4.938	2746	3802.9	0.02627 *
Endeudamiento	1	0.658	2745	3802.2	0.41724
Score.Bureau	1	36.465	2744	3765.8	0.000000001554 ***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Anexo 4. Resultados Modelo Logit

Call:

```
glm(formula = MALO ~ `Ingresos USD` + Edad + Endeudamiento +
  `Score Bureau` + `Antigüedad Laboral /Experiencia Actividad` +
  Ocupación, family = binomial(link = logit), data = TDC)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-1.2765	-0.5217	-0.3889	-0.3143	2.7125

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value
(Intercept)	-2.208e-01	2.024e-01	-1.091
`Ingresos USD`	-1.148e-04	2.921e-05	-3.929
Edad	-9.045e-03	2.576e-03	-3.511
Endeudamiento	4.653e-02	2.619e-01	0.178
`Score Bureau`	-1.834e-03	1.828e-04	-10.036
`Antigüedad Laboral /Experiencia Actividad`	-1.826e-03	2.158e-04	-8.460
OcupaciónIndependiente	1.353e+00	5.770e-02	23.453
OcupaciónPensionado	-2.802e-01	1.770e-01	-1.583

	Pr(> z)
(Intercept)	0.004300
`Ingresos USD`	8.52e-05 ***
Edad	0.000446 ***
Endeudamiento	0.059013
`Score Bureau`	< 2e-16 ***
`Antigüedad Laboral /Experiencia Actividad`	< 2e-16 ***
OcupaciónIndependiente	< 2e-16 ***
OcupaciónPensionado	0.013398

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1 (Dispersion

parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 11414 on 14202 degrees of freedom
 Residual deviance: 10212 on 14195 degrees of freedom
 AIC: 10228

Number of Fisher Scoring iterations: 5

Anexo 5. Árbol de decisión resultados (árbol de clasificación)

Resumen del modelo Árbol de decisión de Clasificación (construido con 'rpart'):

n= 15441

(node), split, n, loss, yval, (yprob)

* denotes terminal node

1) root 15441 6858 0 (0.5558578 0.4441422)

2) Ocupación=Empleado,Pensionado 8702 2450 0 (0.7184555 0.2815445)

4) Score Bureau \geq 760.5 4896 979 0 (0.8000408 0.1999592) *

5) Score Bureau $<$ 760.5 3806 1471 0 (0.6135050 0.3864950)

10) Antigüedad Laboral /Experiencia Actividad \geq 143.5 2329 799 0 (0.6569343
0.3430657) *

11) Antigüedad Laboral /Experiencia Actividad $<$ 143.5 1477 672 0 (0.5450237
0.4549763)

22) Edad \geq 33.5 1018 413 0 (0.5943026 0.4056974) *

23) Edad $<$ 33.5 459 200 1 (0.4357298 0.5642702) *

3) Ocupación=Independiente 6739 2331 1 (0.3458970 0.6541030)

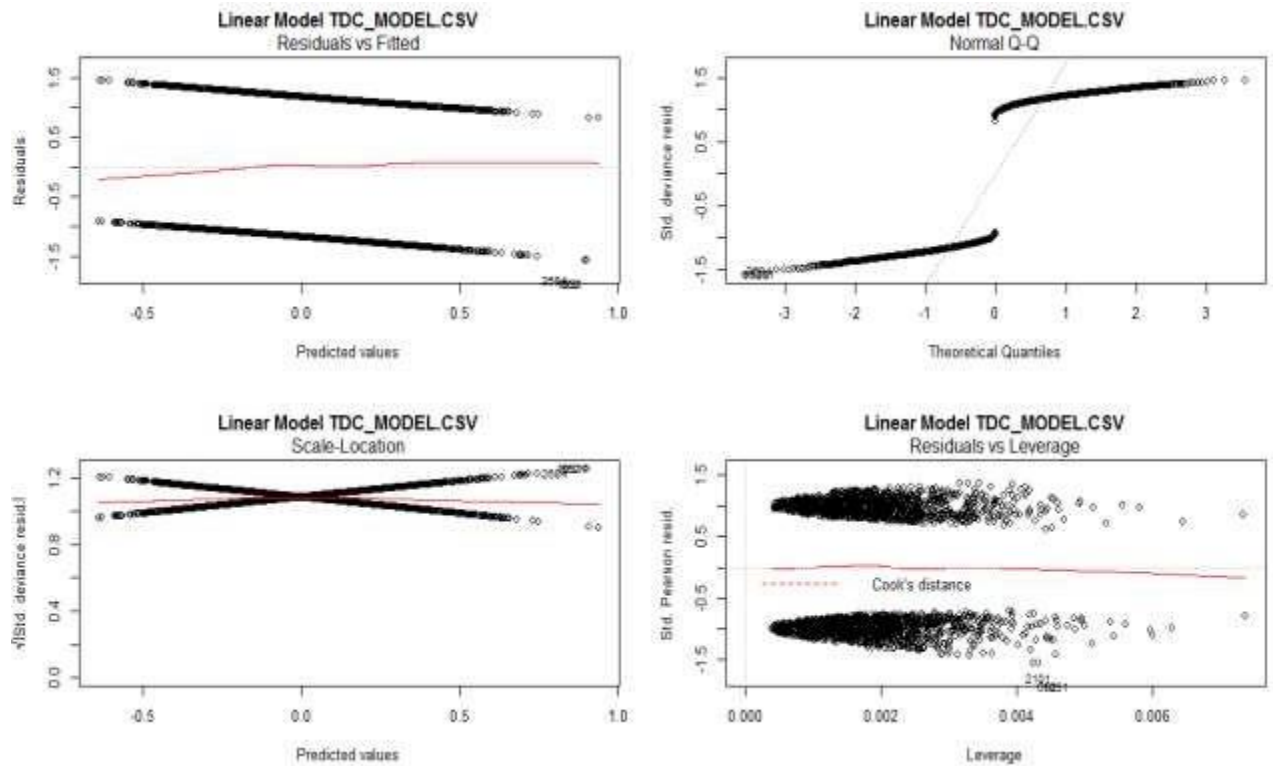
6) Antigüedad Laboral /Experiencia Actividad \geq 23.5 1938 933 1 (0.4814241
0.5185759)

- 12) Score Bureau \geq 969.5 192 51 0 (0.7343750 0.2656250) *
- 13) Score Bureau $<$ 969.5 1746 792 1 (0.4536082 0.5463918)
- 26) Score Bureau \geq 684.5 1218 608 0 (0.5008210 0.4991790)
- 52) Ingresos USD \geq 2574.5 128 40 0 (0.6875000 0.3125000) *
- 53) Ingresos USD $<$ 2574.5 1090 522 1 (0.4788991 0.5211009)
- 106) Estado Civil=Casado,Divorciado,Otro 533 243 0 (0.5440901 0.4559099)
- 212) Score Bureau \geq 806.5 230 72 0 (0.6869565 0.3130435) *
- 213) Score Bureau $<$ 806.5 303 132 1 (0.4356436 0.5643564)
- 426) Score Bureau $<$ 698.5 15 0 0 (1.0000000 0.0000000) *
- 427) Score Bureau \geq 698.5 288 117 1 (0.4062500 0.5937500) *
- 107) Estado Civil=Soltero,Unión Libre 557 232 1 (0.4165171 0.5834829)
- 214) Endeudamiento $<$ 0.15 19 0 0 (1.0000000 0.0000000) *
- 215) Endeudamiento \geq 0.15 538 213 1 (0.3959108 0.6040892) *
- 27) Score Bureau $<$ 684.5 528 182 1 (0.3446970 0.6553030) *
- 7) Antigüedad Laboral /Experiencia Actividad $<$ 23.5 4801 1398 1 (0.2911893
0.7088107) *

Classification tree:

```
rpart(formula = MALO ~ ., data = crs$dataset[crs$train, c(crs$input,
crs$target)], method = "class", model = TRUE, parms = list(split = "information"),
control = rpart.control(cp = 0.002, usesurrogate = 0, maxsurrogate = 0))
```

Anexo 6. LOGIT PREDICCIÓN



Bibliografía

BBVA. (2019). Tarjetas de crédito: funcionamiento y definición.

Gómez, N. E. (2007). Determinantes de la Probabilidad de Incumplimiento de las empresas colombianas. *Banco de la República: Borradores de Economía*, 2-40.

James, G., Witten, D., Hastie, T., & Tibshirani, R. (2013). An introduction to statistical learning (Vol. 112, p. 18). New York: springer.

Romero, M. G. (2003). *Nuevos enfoques de riesgo de crédito* . México.

Trevor Hastie, R. T. (2013). *The elements of statistical Learning. Data mining, Inference, and Prediction*. Springer.